

CUADERNOS DEL CIMBAGE



Universidad de Buenos Aires
Facultad de Ciencias Económicas



LA EFICIENCIA DE LAS UNIVERSIDADES PÚBLICAS EN ARGENTINA MEDIANTE EL ANÁLISIS ENVOLVENTE DE DATOS CON BOOTSTRAP

Autor(es): Dip, Juan Antonio; Costa de Arguibel, Facundo y Wittig, Carolina Pamela

Fuente: Cuadernos del CIMBAGE, Nº 21 (Junio, 2019), pp. 1-26

Publicado por: Facultad de Ciencias Económicas de la Universidad de Buenos Aires

Vínculo: <http://ojs.econ.uba.ar/ojs/index.php/CIMBAGE/issue/view/198>



Esta revista está protegida bajo una licencia Attribution-NonCommercial-ShareAlike 4.0 International (CC BY-NC-SA 4.0).

Copia de la licencia: <https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>



Cuadernos del CIMBAGE es una revista académica semestral editada por el Centro de Investigaciones en Metodologías Básicas y Aplicadas a la Gestión (CIMBAGE) perteneciente al Instituto de Investigaciones en Administración, Contabilidad y Métodos Cuantitativos para la Gestión (IADCOM).

LA EFICIENCIA DE LAS UNIVERSIDADES PÚBLICAS EN ARGENTINA MEDIANTE EL ANÁLISIS ENVOLVENTE DE DATOS CON BOOTSTRAP

Juan Antonio Dip*, Facundo Costa de Arguibel**, Carolina Pamela Wittig***

Facultad de Ciencias Económicas. Universidad Nacional de Misiones.
Campus UNaM. Avenida Fernando Elías Llamosas 9458. Posadas,
CP N3304, Misiones, Argentina

*dip@fce.unam.edu.ar; **faacu.costa@gmail.com;
***caro.wittig@hotmail.com

Recibido 25 de septiembre 2018, aceptado 4 de marzo 2019

Resumen

La producción en educación pone en juego diferentes factores, cuya combinación contribuye a la realización de uno o varios productos. La universidad, dentro de la teoría de la firma, puede considerarse como una empresa multiproducto. Sus productos derivan de las tres principales funciones: docencia, investigación y extensión. La combinación de varios insumos que dan origen a dichos productos, nos lleva a pensar en el concepto de eficiencia (técnica).

El trabajo aborda la estimación de dicha eficiencia a través del análisis envolvente de datos (DEA, por sus siglas en inglés), que permite contemplar la característica multiproducto de las universidades. Las investigaciones para Argentina, han estimado los *scores* de eficiencia sin corregir un posible sesgo y tampoco han explicado los factores que contribuyen a la ineficiencia (eficiencia) que han calculado. Este trabajo pretende hacer un aporte en esa dirección, además de incorporar dos productos derivados de las actividades de extensión universitaria.

En este sentido, se sigue la metodología de Simar y Wilson (2007), quienes exponen un método de *bootstrap* para aproximar la distribución asintótica y corregir el sesgo de las estimaciones de los *scores* de eficiencia, en el marco de un análisis envolvente de datos en dos etapas. La segunda etapa implica una regresión truncada de los *scores* de eficiencia contra un conjunto de variables independientes. Los resultados demuestran la existencia de cierto nivel de ineficiencia en los productos que resultan de las universidades. Los docentes con doctorados y el ratio egresadas/estudiantes mujeres sugieren contribuir positivamente a la eficiencia de las universidades.

Palabras clave: eficiencia en educación superior, DEA en dos etapas, universidades públicas

Código JEL: C14, I23, H52

THE EFFICIENCY OF PUBLIC UNIVERSITIES IN ARGENTINA THROUGH DATA ENVELOPMENT ANALYSIS WITH BOOTSTRAP

Juan Antonio Dip*, Facundo Costa de Arguibel**, Carolina Pamela Wittig***

Facultad de Ciencias Económicas. Universidad Nacional de Misiones.
Campus UNaM. Avenida Fernando Elías Llamosas 9458. Posadas, CP
N3304, Misiones, Argentina

*dip@fce.unam.edu.ar; **faacu.costa@gmail.com;
***caro.wittig@hotmail.com

Received September 25th 2018, accepted March 4th 2019

Abstract

This paper estimates the technical efficiency through the Data Envelopment Analysis (DEA), which allows contemplating the multi-product characteristic of Higher Education Institutions (HEIs). The literature review reveals that there are few precedents in determining what factors explain this efficiency in Argentinean Universities. Researchers have estimated efficiency scores without correcting a possible bias. Otherwise, we incorporate two products derived from the third mission activities. In this sense, we follow Simar and Wilson (2007), who propose a bootstrap method to approximate the asymptotic distribution of estimated efficiency scores and correct the bias within a two-stage DEA framework. The second stage involves a truncated regression of the efficiency scores against a set of independent variables. Results exhibit the existence of a certain level of inefficiency in products that arise from universities. Teachers with PhDs and the (graduates/female students) ratio suggest a positive contribution to the efficiency of universities.

Keywords efficiency in higher education, two-stage DEA, public universities

JEL Codes: C14, I23, H52

INTRODUCCIÓN

La educación superior universitaria es de suma importancia para la construcción del conocimiento en las economías. La contribución de este nivel educativo al desarrollo económico, a la mejora de las políticas educativas, a la eficiencia de las instituciones públicas, ha sido medida a través del esquema de funciones de producción. Dado que el objetivo de la producción es el de servir a las necesidades humanas, desde ese punto de vista, la universidad puede ser considerada como una unidad de producción o una empresa (Olivera, 1967).

Con un aumento constante de ingresos de estudiantes a las universidades públicas y fondos limitados, muchas veces es difícil que las instituciones académicas puedan alcanzar altos niveles de eficiencia. Por ello, las herramientas que tratan de medir la eficiencia en la performance de las mismas, han alcanzado un desarrollo importante en los últimos años. Dada la naturaleza de la universidad de producir múltiples productos con varios insumos, el concepto de eficiencia se torna de suma importancia.

Koopmans (1951), sugiere que una firma es completamente eficiente (técnicamente) si y solo si, no es posible incrementar cualquier *output* (producto) o *input* (insumo) sin empeorar otro *output* o *input*.

Empero, el concepto de eficiencia aplicado a la universidad es el de la eficiencia interna (o técnica) que relaciona los insumos y productos dentro de las empresas. Así, (García de Fanelli, 2002, p.35) define: “una organización será entonces eficiente técnicamente, si logra ubicarse sobre la frontera del conjunto de producción, lo cual indica que ha alcanzado el volumen máximo de producción que puede obtener con una cantidad dada de factores”.

El trabajo aborda la estimación de dicha eficiencia a través del análisis envolvente de datos (DEA, por sus siglas en inglés), que permite contemplar la característica multiproducto de las universidades. La revisión de literatura para Argentina, ha demostrado que existen pocos antecedentes en determinar qué factores explican dicha eficiencia. En este sentido, se sigue la metodología de Simar y Wilson (2007), quienes exponen un método de *bootstrap* para aproximar la distribución asintótica y corregir el sesgo de las estimaciones de los *scores* de eficiencia, en el marco de un análisis envolvente de datos en dos etapas. La segunda etapa implica una regresión truncada de dichos *scores* contra un conjunto de variables independientes. Los datos se obtienen del Anuario 2013 de estadísticas universitarias argentinas de la Secretaría de Políticas Universitarias.

ANTECEDENTES

A nivel internacional, la literatura se ha concentrado principalmente en dos métodos para estudiar la eficiencia en la performance de las universidades: el análisis de frontera estocástica (SFA, por sus siglas en inglés) y análisis envoltente de datos (DEA). Las investigaciones de Johnes (2006), Agasisti & Johnes (2010), Agasisti & Wolszczak-Derlacz (2014) han estudiado a la eficiencia de las universidades y sus determinantes, bajo la metodología de DEA. La revisión realizada para Argentina, se ha concentrado en aquellas investigaciones que han hecho uso del DEA como principal método de estimación de la frontera de eficiencia.

En nuestro país se han utilizado con poca frecuencia métodos no paramétricos para estudiar la eficiencia de las universidades. Los primeros trabajos identificados en la revisión, han sido el de Alberto *et al.* (2007) y el de Coria (2008). Esta última autora analiza la eficiencia técnica de las universidades de gestión estatal para la República Argentina, haciendo uso del Análisis Envoltente de Datos (DEA). Se consideran los siguientes productos a nivel universitario: graduados y producción científica. En la actividad de investigación, consideró solo las publicaciones registradas en el SCI (Science Citation Index). Dentro de los productos educativos, no se ha considerado al servicio de extensión universitaria. Por el lado de los insumos, ha considerado cuatro: los alumnos cursantes de carreras de grado y pregrado, los gastos de funcionamiento, la cantidad de docentes investigadores y los recursos humanos de las universidades. Además, consideró dos insumos alternativos: gastos en personal y la cantidad de cargos docentes exclusivos equivalentes. Los resultados reflejan que las universidades tienen, en promedio, una ineficiencia de escala del 22% o 23%.

Alberto *et al.*, (2010) plantean la necesidad de evaluar la eficiencia en el uso de los recursos asignados a las universidades públicas, ya que se encuentran dentro de un sistema educativo que presentan ciertas características, diferenciándolas del resto de las universidades de la región y del mundo. Evalúan únicamente la eficiencia de las universidades públicas. Los autores utilizan los modelos DEA de Retornos Constantes y de Retornos Variables orientados al *output* y el modelo de Eficiencias Cruzadas. Los *inputs* utilizados son dos: planta docente y gasto total ejecutado en las universidades públicas, mientras que los *outputs* considerados son: cantidad de alumnos, egresados y producción en investigación. Los resultados son agrupados por

universidades grandes (cuatros), medianas (seis) y pequeñas (veinte). Dentro del primer grupo, la Universidad Nacional de la Plata es la más eficiente y se encuentra primera en el ranking de evaluaciones cruzadas. La universidad mediana mejor posicionada en el ranking es la Universidad de Rosario ocupando el 4to lugar. Respecto de las pequeñas, las Universidades Nacionales de Quilmes, Mar del Plata y Lomas de Zamora ocupan el 2°, 3° y 5° en el ranking. La mayoría de las universidades presentan retornos decrecientes a escala, salvo la Universidad Nacional de Tucumán y la del Nordeste (rendimientos constantes). Este es un trabajo ampliado del realizado por Alberto (2007).

En la misma dirección, Quiroga Martínez (2015) analiza la evolución de la eficiencia técnica con DEA para universidades nacionales argentinas durante el período 2009 a 2011. Utiliza tres *outputs*: tasa de egreso, producción científica y proyectos de extensión (voluntariado) y dos *inputs*: capital humano y capital físico en términos económicos. Se destaca este trabajo, al ser uno de los pocos en incluir al servicio de extensión dentro del vector de *outputs* de la universidad. El autor resalta la falta de un indicador multidimensional del servicio de extensión, midiéndolo únicamente como la cantidad de proyectos desarrollados por cada universidad en el marco del Programa Nacional de Voluntariado Universitario (PNVU). Los resultados muestran que el 55% de las universidades ha empeorado su eficiencia en el período considerado, mientras que el 45% pudo mejorarla. La Universidad Nacional del Sur fue la que experimentó un mayor crecimiento en su eficiencia. Finalmente, Tohmé y Villareal (2017), aplican DEA para analizar la eficiencia relativa del plan de estudios de un programa universitario de contador público y basado únicamente en la Universidad Nacional del Sur.

Las investigaciones resaltadas hasta aquí, no denotan algún tipo de corrección a la estimación de los *scores* de eficiencia, y tampoco explican los factores o fuentes que contribuyen a la ineficiencia (eficiencia) que se han determinado. Este trabajo pretende hacer un aporte en esa dirección.

METODOLOGÍA Y DATOS

La eficiencia en las universidades, ha sido medida por diversos métodos, principalmente por la metodología DEA y en parte con el índice de Malmquist (Gaymer Cortes y Salas Opazo, 2013). DEA permite evaluar ciertos sectores donde es muy difícil valorar en términos pecuniarios los *outputs* y los *inputs*. El sector educativo posee

esta característica por lo que ha sido muy utilizado en este sector, en especial en las investigaciones internacionales más que en nuestro país.

Si bien Farrell (1957) es el pionero en otorgar una medida cuantitativa de la eficiencia, muchos autores reconocen a los creadores del DEA a Charnes, Cooper & Rhodes (1978, 1981). El análisis envolvente de datos, se trata de un método no paramétrico donde se utilizan medidas de productos e insumos para estimar, con técnicas de programación lineal, un conjunto convexo que representa la frontera de eficiencia. Una particularidad importante que tiene DEA, es la posibilidad de medir la eficiencia a través de múltiples *outputs*. La medición de la eficiencia es obtenida en dos pasos: primero, se define una función de frontera o de referencia, que indica el máximo nivel de producto que se alcanza a partir de combinaciones de insumos con una tecnología fija (modelo orientado al producto)¹. El segundo paso consiste en comparar los resultados obtenidos para cada unidad con la frontera de referencia, de manera tal que cualquier desvío de esta, es considerado como un resultado ineficiente.

La idea general es que existen unidades de toma de decisión (DMU, Decision- Making Unit, en inglés) que poseen cantidades de insumos y productos iniciales. El DEA, busca determinar cuáles son las mejores prácticas al comparar cada DMU con el resto de las unidades de decisión (combinaciones lineales) que son consideradas dentro de un estudio en particular. La frontera de referencia, es formada por las DMUs que son eficientes, permitiendo así conocer aquellas DMUs ineficientes que se localizan por fuera de esta frontera. El DEA provee estimaciones de mejoras potenciales para cada una de las unidades que son ineficientes. Una DMU será eficiente sino existe otra DMU que pueda producir una mayor cantidad de algunos de los productos considerados, sin producir menos de otro y sin la necesidad de incrementar sus insumos. También será eficiente si no existe otra DMU que produzca la misma cantidad de productos con la menor ración de insumos, sin incrementar cualquiera del resto de los insumos considerados. Es decir que fija los valores óptimos para cada unidad evaluada al maximizar su eficiencia productiva relativa. En suma, permite la evaluación de la eficiencia relativa de un conjunto de unidades productivas homogéneas.

¹ También es posible estimar una frontera de eficiencia orientada a los insumos, donde se minimiza la cantidad de los mismos, dado un nivel de producto y tecnología disponibles.

La orientación al producto del modelo puede ser con rendimientos constantes a escalas (DEA-CC) o con rendimientos variables a escalas (DEA-BCC). En este trabajo se emplea el segundo modelo por dos motivos: en primer lugar, cuando se orienta el modelo al producto, los insumos permanecen fijos con el objetivo de observar cómo se incrementan los productos, haciendo que la cantidad y calidad de los insumos (estudiantes, docentes etc.) permanezcan fijos, siendo más apropiado esta orientación que la orientación a los insumos (para el caso DEA-CC, la orientación no modifica los resultados).

En segundo lugar, el modelo DEA-BCC, es invariante a la traslación de los productos (Pastor, 1996), es decir, que una constante puede ser adicionada a cualquier producto para solucionar el problema de valores negativos o ceros que se puedan presentar sin que se modifiquen los *scores* de eficiencia obtenidos. También estima la eficiencia técnica eliminando la influencia que pudiera tener la existencia de economías de escala en la evaluación del ratio de eficiencia de las DMUs. En el DEA-BCC se adiciona alguna restricción que le indique al mismo que cada DMU tiene que ser comparada con aquellas de su tamaño y no con todas las unidades presentes en el problema (Nuñez Castañeda, 2018).

Matemáticamente hablando, el modelo DEA orientado al producto con rendimientos variables a escala (DEA-BCC) para cada unidad analizada, busca resolver lo siguiente:

Ecuación N° 1

$$\begin{aligned} \text{MAX}_{\lambda} \theta_i \quad & \text{s. a. } \theta Y_i \leq Y \\ & X_i \geq X\lambda \\ & \sum \lambda = 1 \\ & \lambda \geq 0 \\ & i = 1, \dots, N \end{aligned}$$

$\theta_i > 0$ es la medida de eficiencia para la *i*-ésima DMU, con Y_i vector de productos e X_i vector de insumos. λ contiene las ponderaciones que resultan de resolver el problema de programación lineal. Si $\theta_i = 1$ la DMU es eficiente y está en la frontera, mientras que si $\theta_i > 1$ es ineficiente. Cuanto más alejada de 1 se encuentre θ_i más ineficiente será la DMU bajo análisis.

Dado que DEA se constituye como una técnica no paramétrica, la misma presentaba como impedimento la dificultad de realizar inferencia estadística. Sin embargo, recientemente las propiedades

estadísticas de los estimadores DEA comenzaron a analizarse a través de técnicas de *bootstrapping*. De acuerdo a Simar y Zelenyuk (2011), los estimadores no paramétricos presentaban ciertos problemas de dimensionalidad (tasa de convergencia disminuye cuando la dimensión del conjunto alcanzable aumenta), además de ser sesgados. Por ello, Simar y Wilson (1998) introducen un procedimiento de bootstrap para realizar inferencia estadística calculando el sesgo, la varianza y los intervalos de confianza.

Los θ_i (scores de eficiencia) son obtenidos de muestras finitas que dependen de las variaciones muestrales de la frontera de eficiencia estimada. Más tarde, Simar y Wilson (2000) mejoran el trabajo anterior, en el cual proponen un procedimiento de *bootstrap* consistente para proveer inferencia estadística de los θ_i en modelos no paramétricos (DEA, en este caso). Este trabajo utiliza un *bootstrapping* heterogéneo de acuerdo a las recomendaciones de Badunenko y Mozharovskiy (2016).

DEA no explica los factores que influyen sobre los scores de eficiencia, por ello, en los últimos años se han incrementado los intentos por entenderlos. Las singularidades de los procesos de producción, o de ciertas condiciones externas, pueden formar parte de esos factores que explican la ineficiencia. Por ello, es necesario analizar algunas variables exógenas (o ambientales) que pueden afectarla. Es así que la mayoría de las investigaciones han seguido dos etapas de forma intuitiva para implementar todo anterior:

1. Estimar θ_i usando DEA.
2. Segunda Etapa: Regresar los θ_i estimados en 1, sobre ciertas características de las DMUs (Z_i), en especial a través de mínimos cuadrados ordinarios (MCO) y regresión censurada tipo Tobit. Cabe diferenciar que si la variable dependiente sólo es observada en forma completa para una parte de su rango, se denomina variable censurada. Por otro lado, si la misma sólo es observada para una parte de la población, hablamos de truncamiento. De acuerdo a Wooldridge (2009), los modelos de regresión censurada y truncada manejan temas específicos de problemas de datos faltantes: en el primer caso la variable dependiente se censura por encima o debajo de un umbral (siempre se observan las variables explicativas). Para el caso de un modelo de regresión truncada, se excluye parte de la población en forma completa y no se observa información sobre todas las unidades (selección muestral).

De acuerdo a Simar y Wilson (2007), los pasos anteriores serían inapropiados (punto 2), pues carecen de un mecanismo de generación

de datos bien definido. Además, los θ_i que surgen del DEA no son independientes entre sí, y por tanto los métodos de regresión convencionales generarían estimaciones sesgadas.

Para resolver lo anterior, los autores proponen una metodología especial, distinguiendo dos tipos de algoritmos. Simulan un proceso de generación de datos en el cual se generan muestras iid (independientes e idénticamente distribuidas) mediante *bootstrap* a partir de las cuales se construyen los errores estándar e intervalos de confianza mediante simulaciones. Los autores proponen un algoritmo simple N° 1 y un algoritmo doble N° 2. A diferencia del primero, el segundo incorpora un *bootstrap* adicional en la primera etapa, que corrige las estimaciones de los índices de eficiencia. Sin embargo, al comparar la performance de los dos algoritmos mediante simulación de montecarlo en un modelo TOBIT y una regresión Truncada, concluyen que el algoritmo N°1 para muestras pequeñas (menos de 400 DMUs) se ajusta mejor que el N°2 con doble *bootstrap*, el cual experimenta un mejor desempeño a partir de muestras superiores a 800⁽²⁾. Por ello, en este trabajo se realiza el algoritmo N°1, que implica realizar los siguientes pasos:

- 1) Estimar los θ_i para todas las DMUs $i = 1, \dots, N$ mediante DEA.
- 2) Regresar $\hat{\theta}_i = \beta'Z_i + \varepsilon_i$ usando una regresión truncada mediante máxima verosimilitud. Obtener $\hat{\beta}$ y $\hat{\sigma}_\varepsilon$, excluyendo las DMUs que resultaron eficientes ($\hat{\theta}_i = 1, j = 1, \dots, M$). Para el caso de un DEA orientado al producto, $\hat{\theta}_i \in [0, \infty]$ truncada a la izquierda en 1.
- 3) Iterar B veces ($b = 1, \dots, B$) mediante *bootstrap* (bucles) los tres siguientes pasos:
 - a)- Extraer ε_i^b de una distribución normal $N(0, \hat{\sigma}_\varepsilon)$ truncada a la izquierda en $(1 - \hat{\beta}'Z_i)$ para cada $i = M + 1, \dots, N$.
 - b) Calcular $\hat{\theta}_i^b = \hat{\beta}'Z_i + \varepsilon_i^b$ para $i = M + 1, \dots, N$.
 - c) Estimar $\hat{\beta}^b$ y $\hat{\sigma}_\varepsilon^b$ mediante una regresión truncada usando los scores artificiales de eficiencia $\hat{\theta}_i^b$ como variable dependiente.
- 4) Construir los errores estándar para $\hat{\beta}$ y $\hat{\sigma}_\varepsilon$ (intervalos de confianza) de la distribución simulada de $\hat{\beta}^b$ y $\hat{\sigma}_\varepsilon^b$.

La selección de las variables es la fase más importante del desarrollo de una evaluación mediante la técnica DEA, debido a que los resultados dependen en gran medida de la adecuada elección de las variables, para asegurar la confiabilidad de los mismos. Si bien no existe un estándar que guíe respecto a la selección de los insumos y productos que evalúan la eficiencia en las universidades, el criterio seguido en las

² Para un mayor detalle de todo el proceso, se puede consultar a Simar y Wilson (2007).

investigaciones implica tener en cuenta el capital humano-físico en los insumos y los productos que deriven de las funciones de la universidad: docencia, investigación y extensión.

Kuah y Wong (2011) aseveran que la eficiencia en la función de docencia de las universidades está relacionada con el desempeño docente en la entrega de conocimientos a estudiantes de cursos de pregrado y posgrado. La calidad de los estudiantes se toma como un *input* basado en el supuesto de que mejores calificaciones y resultados producirán productos de mejor calidad, en este caso, los graduados. Los resultados de las actividades docentes se concentran en los graduados pues las universidades emplean a los docentes para educar a los estudiantes matriculados con el propósito de producir graduados con cierto nivel de calidad. Los estudiantes, como tales, también pueden considerarse como un producto intermedio, siendo más conveniente introducirlos como tal en modelos de tipo Network DEA. El producto de la función de investigación ha sido aproximado a través del impacto de las investigaciones de los docentes en revistas de prestigio internacional, medidos por las cantidades de publicaciones, citas etc. (Rhaïem, 2017).

De las funciones de la universidad, la menos estudiada en la literatura ha sido la extensión universitaria. Se define como la presencia e interacción académica, mediante la cual, la universidad y todas sus unidades académicas, derraman a la sociedad todos los resultados y logros de sus actividades de investigación y docencia. Se pueden distinguir dos grupos de actividades de extensión: el primero, que reúne las actividades de vinculación y transferencia tecnológica y el segundo que agrupa a las actividades que se “extienden” hacia el medio socio-productivo pero con un mayor impacto en lo social. En este trabajo se incorporan dos variables que tratan de aproximar estas actividades.

Un *input* importante son los docentes con dedicación exclusiva o equivalente a tiempo completo. Su mayor dedicación se refleja en el desarrollo de las tres funciones de la universidad. Menos dedicaciones reflejan la concentración en una actividad (docencia) o dos actividades (investigación y docencia). Esta diferenciación es importante en sistemas de educación superior universitaria donde sus docentes son diferenciados de acuerdo al tiempo de dedicación. Para el caso de Argentina, los trabajos de Alberto et. al. (2010), Coria (2008) consideran a docentes exclusivos mientras que Quiroga Martínez (2015) realiza una equivalencia como si se trataría de docentes con

dedicación exclusiva: un docente con dedicación semi exclusiva es multiplicado por dos, mientras que un docente con dedicación simple es multiplicado por 4.

Dado que en este trabajo se incorporan productos que se derivan de las tres funciones de la universidad, y en especial los que surgen de la función de extensión universitaria, se ha decidido analizar únicamente las universidades de gestión pública, pues sólo existe información disponible para estas últimas en la base de datos utilizada. En referencia a lo anterior y siguiendo a Johnes (2006), si existen diferencias en la eficiencia entre subgrupos específicos en una muestra completa (instituciones públicas vs privadas), sería más apropiado aplicar DEA separadamente para cada sub-grupo con el objetivo de obtener grupos de pares adecuados para las DMUs que resulten ineficientes.

Las variables ambientales representan características que las universidades no pueden influir y son las utilizadas en la segunda etapa. En un DEA de dos etapas, las variables *inputs* que se incluyen en la segunda etapa afectan a la *eficiencia* con la que se producen los outputs a partir de los *inputs*, mientras que en una única etapa se asume que todos los *inputs* afectan al *proceso de producción*. En la práctica puede ser difícil distinguir entre los *inputs* que se deben incluir en la primera etapa y aquellos que corresponden a la segunda (Johnes, 2006). Por ello, las variables para la segunda etapa han sido seleccionadas teniendo en cuenta los trabajos de Kempkes y Pohl (2010), Wolszczak-Derlacz y Paterka (2011), Agasisti y Wolszczak-Derlacz (2014), Barra, Lagravinese y Zotti (2015), Selim y Bursalioğlu (2015).

Las investigaciones anteriores, han incorporado variables relacionadas a la localización donde se encuentran inmersas las universidades, por ejemplo, variables que involucren al producto bruto, algún índice de concentración o aglomeración, variables relacionadas a su composición e interdisciplinariedad (número de facultades, existencia de facultades de medicina o farmacia), variables relacionadas a la tradición universitaria (aproximada mediante el año de creación o antigüedad), variables de género, nivel de perfeccionamiento del staff académico, variables relacionadas al financiamiento, entre otras. A continuación, se explica brevemente la justificación de incluirlas.

Kempkes y Pohl (2010) introducen la idea de que las universidades con facultades de medicinas poseen costos más altos respecto del promedio, obtienen más becas de investigación en promedio en

comparación con otras facultades, entre otras diferencias. Los autores encuentran que la presencia de este tipo de facultades reduce el nivel de eficiencia de las universidades, quizás debido a los frondosos acuerdos de los servicios de salud de dichas facultades o bien por diferencias profundas en el mercado de la salud. Esta variable es considerada en los trabajos de Wolszczak-Derlacz y Paterka (2011), Agasisti y Wolszczak-Derlacz (2014), Barra, Lagravinese y Zotti (2015). También la cantidad de facultades está relacionada al concepto de economía de escalas y al tamaño de las universidades. Al ordenar las universidades por cantidad de estudiantes, Kempkes y Pohl (2010) demuestran que el tamaño no está necesariamente relacionado con la eficiencia.

El año de fundación de la universidad es una variable *proxy* del nivel de tradición. El supuesto subyacente aceptado por estos autores, supone que las más añejas tienen una mayor reputación, pero podría ocurrir que las más jóvenes sean más flexibles con una estructura moderna que les permita ser eficientes. Sin embargo, estas investigaciones han demostrado que las universidades más jóvenes son menos eficientes.

El género en la estructura de las universidades ha sido incorporado como una variable exógena, ya sea teniendo en cuenta el número de estudiantes mujeres y cantidad de estudiantes varones (Selim y Bursalioğlu, 2015) o bien como el ratio de mujeres respecto al total del *staff* académico (Kempkes y Pohl, 2010; Wolszczak-Derlacz y Paterka, 2011). La mayoría de las investigaciones muestran que una mayor proporción de mujeres entre los estudiantes, mayor es la eficiencia de las universidades. En este trabajo se propone evaluar la proporción de egresadas mujeres respecto a las mujeres estudiantes suponiendo que, a mayor ratio, mejor resultados en la eficiencia.

La formación del *staff* académico y el rango de profesor (titular vs auxiliares) son variables que se incluyen a los efectos de explicar la eficiencia, pero requieren una mayor profundización de estudio (Agasisti y Wolszczak-Derlacz, 2014). La premisa es que profesores doctores y profesores *tenure* (titulares) contribuyen a una mayor eficiencia.

Para tener en cuenta el efecto de localización se utilizó una variable que relaciona la ubicación de las universidades dentro del área metropolitana de Buenos Aires que incluye a Capital Federal. Cabe

resaltar que casi el 30% de las universidades se encuentran inmersas en esta región.

Variables referentes al financiamiento han sido introducidas en los trabajos de Agasisti y Wolszczak-Derlacz (2014), Barra, Lagravinese y Zotti (2015). Las universidades públicas argentinas tienen como principal fuente de financiamiento al tesoro nacional (86%), recursos propios (8%), ahorros o remanentes (5%) y 1% otras fuentes de financiamiento (SPU, 2014). La asignación del presupuesto es acordada en el Consejo Interuniversitario Nacional (CIN) y su aplicación tiene ciertos puntos grises: existe una asignación histórica o de derecho adquirido y un presupuesto normativo que tiene en cuenta distintos indicadores (ejemplo: alumnos por carrera, tasa de reinscripción, duración de carreras, metros cuadrados construidos, entre otros). Sin embargo, este último no es utilizado en un 100% para tal fin. Bajo esta premisa hemos utilizado una variable que involucre a todas las fuentes de financiamiento y que tenga en cuenta el tamaño de las universidades (por cantidad de alumnos).

Las variables han sido extraídas de acuerdo a la disponibilidad en el anuario 2013 de estadísticas universitarias argentinas de la Secretaría de Políticas Universitarias. En el año 2013, existían 101 universidades (50 públicas, 50 privadas y una internacional). Estudiaban un total de 1.830.743 alumnos (57,5% mujeres) y 78% de los que egresaron en dicho año asistieron a la universidad pública. Por otro lado, el 10,7% de los docentes de las universidades nacionales tenían dedicación exclusiva y un 57% dedicación simple.

Teniendo en cuenta lo anterior, se seleccionaron las siguientes variables para el modelo DEA BCC y para la segunda etapa (Simar y Wilson, 2007), siendo cada universidad nacional una DMU:

Productos:

Docencia: cantidad de egresados (EGREC)

Investigación: cantidad de publicaciones por afiliación establecidas en la base de datos de Scopus. (INVESTC)

Extensión y Vinculación universitaria: a) cantidad de proyectos de voluntariados aprobados en la 8va convocatoria (PVC) y b) cantidad de proyectos en los que las universidades coordinan o participan en redes (internacionalización universitaria) (REDESC).

Insumos:

Docentes con dedicación exclusiva: cantidad de cargos docentes con dedicación exclusiva (EXCLUC).

Estudiantes: cantidad de estudiantes por universidad (ESTU).

Personal No Docente: cantidad de personas por escalafón no docente (NODOC).

Variables explicativas (segunda etapa, modelos de regresión)

Presupuesto: total de fuentes de financiamiento para el año 2013. Transferencias devengadas en \$ per cápita (**presupc**).

Género: ratio entre (mujeres egresadas % /estudiantes mujeres %) (**ratioEGREESTM**)

Antigüedad: años de antigüedad de la institución universitaria (**antigüedad**).

Docentes con doctorados: Cantidad de docentes que han logrado obtener su doctorado (**docdoct**).

Región Metropolitana: variable *dummy* que toma valor 1 si la universidad se encuentra en la región metropolitana de Buenos Aires (incluye Capital Federal) y 0 en otro caso (**region**)

Carrera de Medicina: una variable *dummy* que toma valor 1 si la universidad ofrece la carrera de Medicina y 0 en otro caso (**facmed**). Se siguió la recomendación de Dyson *et. al.* (2001), Pastor (1996) respecto a los valores cero de productos. Estos autores también exponen las restricciones del DEA. La muestra final está compuesta por 47 universidades nacionales para las cuales se dispone la información anterior. Las estadísticas descriptivas se encuentran en la tabla N° 3 del Anexo.

RESULTADOS

La monotonocidad es importante verificar en los modelos de DEA. Por ello se presentan las correlaciones entre *inputs* y *outputs* en la tabla N°1. Todas ellas positivas y significativas, verificándose dicha característica. Los resultados expuestos han sido procesados con el software STATA 14.

	INVESTC	EGREC	PVC	REDESC	EXCLUC	ESTU	NODOC
INVESTC	1						
EGREC	0.8944	1					
PVC	0.9093	0.8408	1				
REDESC	0.4044	0.5129	0.4290	1			
EXCLUC	0.8209	0.8102	0.7879	0.4900	1		
ESTU	0.9520	0.9498	0.9012	0.4068	0.8258	1	
NODOC	0.9506	0.9217	0.8873	0.3835	0.8023	0.9803	1

Tabla N° 1. Matriz de correlación.

Fuente: elaboración propia. Todas las correlaciones son significativas al 1%.
N=47 observaciones

La primera parte de la metodología consiste en el cálculo de los *scores* de eficiencia mediante DEA-BCC usando los 4 productos y los 3 insumos. Esta representación es el modelo propuesto. Una regla propuesta para determinar la cantidad mínima de DMUs para el cálculo de los *scores*, es realizar la multiplicación de productos por la cantidad de insumos y su resultado por 2. En nuestro caso sería $4 \times 3 \times 2 = 24$. Se estimó un modelo DEA con 4 productos y 2 insumos (se quitó la variable NODOC) y los resultados no cambiaron sustancialmente. Es necesario aclarar que cuando una variable *input* o *output* de tamaño considerable llega a dominar a otras variables en el cálculo del DEA, es necesario normalizar el conjunto de datos. Por ello se han corrido dos modelos: un DEA-BCC con datos normalizados (respecto a la media) y otro sin normalizar. Los resultados han sido idénticos y se utilizó la segunda versión en este trabajo. Selim & Bursalioğlu (2015) utilizan la versión DEA-BCC para tener en cuenta los diferentes tamaños relativos de las universidades públicas en Turquía.

En la tabla N°2 se presentan los resultados de estimaciones convencionales sin aplicar *bootstrap* en la primera etapa, las corregidas mediante *bootstrap* y el sesgo de las estimaciones.

Universidad	Eficiencia	1/Eficiencia	Efic. <i>Bootstrap</i>	1/Efic. <i>Bootstrap</i>	Sesgo
Arturo Jauretche	1,000	1,000	1,796	0,557	- 0,796
Avellaneda	1,000	1,000	.	.	.
Buenos Aires	1,000	1,000	1,783	0,561	- 0,783
Catamarca	2,384	0,419	3,470	0,288	- 1,086
Centro de la PBA	1,000	1,000	1,516	0,660	- 0,516
Chaco Austral	1,000	1,000	.	.	.
Chilecito	1,086	0,921	.	.	.
Comahue	1,930	0,518	2,540	0,394	- 0,610
Córdoba	1,214	0,823	1,824	0,548	- 0,610
Cuyo	1,344	0,744	1,814	0,551	- 0,470
Entre Ríos	1,387	0,721	2,151	0,465	- 0,763
Formosa	1,000	1,000	1,650	0,606	- 0,650
Gral. Sarmiento	1,000	1,000	1,704	0,587	- 0,704
José C. Paz	5,133	0,195	.	.	.
Jujuy	1,285	0,778	1,913	0,523	- 0,628
La Matanza	1,029	0,972	1,433	0,698	- 0,404
La Pampa	1,540	0,649	2,327	0,430	- 0,786
La Plata	1,000	1,000	1,571	0,636	- 0,571
La Rioja	1,577	0,634	2,669	0,375	- 1,093
Lanús	1,064	0,939	1,731	0,578	- 0,666
Litoral	1,315	0,760	1,771	0,565	- 0,455

Tabla N° 2. Scores de Eficiencia Modelo DEA BCC orientación al producto.

Fuente: Elaboración propia. *Bootstrap* (2000 reps)

Lomas de Zamora	1,000	1,000	1,716	0,583	- 0,716
Luján	2,355	0,425	3,403	0,294	- 1,048
Mar del Plata	1,033	0,968	1,460	0,685	- 0,427
Misiones	1,010	0,990	1,454	0,688	- 0,445
Moreno	1,000	1,000	.	.	.
Nordeste	1,945	0,514	2,678	0,373	- 0,732
Noroeste de la PBA	1,131	0,884	.	.	.
Oeste	1,000	1,000	.	.	.
Patagonia Austral	3,293	0,304	5,408	0,185	- 2,115
Patagonia S. J. Bosco	2,153	0,464	3,346	0,299	- 1,193
Quilmes	1,000	1,000	1,551	0,645	- 0,551
Rio Cuarto	1,000	1,000	1,490	0,671	- 0,490
Rio Negro	2,205	0,453	3,777	0,265	- 1,571
Rosario	1,000	1,000	1,527	0,655	- 0,527
Salta	1,811	0,552	2,631	0,380	- 0,821
San Juan	2,155	0,464	3,007	0,333	- 0,851
San Luis	1,357	0,737	2,042	0,490	- 0,686
San Martín	1,000	1,000	1,738	0,575	- 0,738
Santiago del Estero	1,200	0,833	1,755	0,570	- 0,555
Sur	1,000	1,000	1,612	0,620	- 0,612
Tecnológica Nacional	1,000	1,000	1,283	0,780	- 0,283
Tierra del Fuego	1,000	1,000	.	.	.

Tabla N° 2 . Scores de Eficiencia Modelo DEA BCC orientación al producto.

Fuente: Elaboración propia. *Bootstrap* (2000 reps)-cont.-

Tres de Febrero	1,224	0,817	1,967	0,508	- 0,742
Tucumán	1,175	0,851	1,435	0,697	- 0,260
Villa María	1,000	1,000	1,803	0,555	- 0,803
Villa Mercedes	1,000	1,000	.	.	.
N= tamaño muestral	47	47	38	38	38
Promedio	1,411	0,816	2,125	0,523	- 0,730

Tabla N° 2 . Scores de Eficiencia Modelo DEA BCC orientación al producto.

Fuente: Elaboración propia. *Bootstrap* (2000 reps) –cont.-

En primer lugar, cabe resaltar la importancia de tener en cuenta la corrección de los *scores* de eficiencia mediante *bootstrap*, pues de acuerdo a lo expuesto en la tabla anterior, los *scores* de eficiencia podrían estar sobre-estimados. Los valores que figuran con un punto no pueden ser calculados debido a que hay muy pocas replicaciones de *bootstrap* para aquellas observaciones que se encuentran dentro de la frontera (con *bootstrap*), haciendo inviable la solución del problema de programación lineal (Badunenko y Mozharovskyi, 2016). Se observa una importante dispersión de los *scores* de eficiencia calculados.

La media del *score* de eficiencia es de 0,816 (primer caso sin *bootstrap*) donde se tiene la totalidad de universidades y 0,523 (segundo caso con *bootstrap*) donde únicamente se encuentran 38 universidades. En comparación, 29 universidades (62%) logran tener un *score* mayor o igual a la media del grupo de universidades consideradas para el primer caso y 23 universidades igualan o superan a la media grupal en el segundo caso. Por otra parte, las universidades que son ineficientes, deberían incrementar su producto en una magnitud igual a (eficiencia – 1)x 100 para alcanzar la frontera, sin modificar sus insumos. Esto permite visualizar que existen universidades que poseen *scores* de eficiencia muy bajos e incrementar sus productos para ser eficientes les requerirá un gran esfuerzo. Por otro lado, el 21% de las universidades eficientes (en el primer caso) se encuentran en la región, definida por el anuario de la SPU, como metropolitana (incluye Capital Federal).

Los resultados del modelo DEA-BCC sin *bootstrap* se asemejan a los encontrados por Coria (2008) y las universidades eficientes enumeradas en Alberto *et.al.* (2007) son similares a las encontradas en este trabajo, a excepción de las universidades de Mar del Plata, Nordeste y Córdoba.

Una vez estimados los *scores* de eficiencia, se procede a regresarlos sobre variables de contextos. Esta segunda etapa, se incorpora la metodología de *bootstrap* diseñada por Simar y Wilson (2007), haciendo uso del algoritmo N°1 y 1500 replicaciones para una mejora en la capacidad de inferencia estadística. Se estimaron 3 modelos, incorporando distintas variables que han sido utilizadas en la literatura especializada (Gromov, 2017; Barra, Lagravinese y Zotti, 2015; Agasisti y Wolszczak-Derlacz, 2014, entre otras). El algoritmo N°1 deja de lado las DMUs eficientes para realizar la regresión truncada, por ello se analiza la ineficiencia. Además, y dado que los *scores* de eficiencia son mayores o iguales a 1, es necesario aclarar que un signo negativo indica un efecto positivo sobre eficiencia (decrece la ineficiencia) y un signo positivo un empeoramiento en la misma (aumenta la ineficiencia). Los resultados se encuentran en el anexo en la Tabla N°4.

Las variables que han resultado estadísticamente significativas y que afectan positivamente la eficiencia de las universidades, han sido: el ratio de mujeres egresadas respecto a las mujeres estudiantes, los docentes con doctorados, mientras que negativamente ha resultado el financiamiento por estudiante. Las variables que relacionan la antigüedad de la universidad, el ofrecimiento de la carrera de grado de medicina, y la pertenencia a la región metropolitana no resultaron significativas en ninguno de los tres modelos. Respecto a la variable que involucra las facultades de medicina, Barra et. al. (2015) sugieren que las diferencias en los resultados respecto a la significatividad de esta variable podrían deberse a disímiles caracterizaciones de procesos de producción en distintos modelos. Respecto a los efectos de aglomeración Bonaccorsi y Daraio (2005) no encuentran significatividad estadística al suponer que universidades que se encuentran en la misma área pueden mejorar la propagación científica, los vínculos y las colaboraciones. Idénticos resultados se pueden encontrar en el trabajo de Rhaïem (2017). La mera antigüedad de las universidades no estaría afectando su eficiencia. Sin embargo, se podría seguir explorando este efecto tratando de observar otras variables que se relacionen con el prestigio de nuestras universidades.

Los signos de las variables que resultaron significativas, son afines a los encontrados por la gran mayoría de la literatura internacional. Mujeres (egresadas, estudiantes, % del staff de profesores mayoritario) aportan a la eficiencia positivamente. Respecto a esto último, el 62% de los egresados del año 2013 han sido mujeres en las universidades Nacionales de Argentina. Por otra parte, los buenos resultados de las mujeres han sido explicado a través distintos factores que relacionan la

responsabilidad, el mayor hábito de lectura y disciplina comparado con los hombres. Esto puede constituirse en una línea de investigación más amplia.

Los docentes que han logrado su doctorado, mejoran el nivel de las investigaciones que se realizan en las universidades, por ende, el resultado de este esfuerzo se traduce en mayores publicaciones de calidad. Respecto al financiamiento de las universidades, el mismo presentó un signo positivo, indicando una baja en la eficiencia, tal cual lo sugieren algunas investigaciones (por ejemplo, la de Wolszczak-Derlacz y Paterka, 2011). Sin embargo, debe recalcar que la determinación de una relación causal estricta puede ser difícil. Las universidades eficientes pueden atraer más fondos de terceros. También, las universidades con una mayor proporción de financiamiento externo pueden beneficiarse de más recursos financieros y mejorar su eficiencia. Consecuentemente, se debe considerar que el sistema universitario argentino tiene ciertas particularidades que no son tenidas en cuenta en la mayoría de las investigaciones que se realizan en los países desarrollados principalmente. Tampoco en este trabajo no se tiene en cuenta los fondos externos provenientes de consultorías, vinculaciones tecnológicas etc. Por lo tanto, esto no implica imponer nuevas restricciones de financiamiento para las universidades nacionales, sino por el contrario direccionar el mismo para una mejora sostenible en la cantidad de graduados, más doctores profesores, mayor investigación de calidad, mayor extensión y vinculación universitaria. Respecto a lo último, este trabajo incorpora un producto no tenido en cuenta en la mayoría de las investigaciones, que es la relación internacional de las universidades nacionales, medido a través de la variable REDES.

La relación de la eficiencia universitaria con otros factores que no se tienen en cuenta en este trabajo deben ser estudiados. Por ejemplo, se podría incorporar a futuro algún indicador de producto bruto geográfico de las provincias como factor explicativo de la eficiencia.

CONCLUSIONES

Este trabajo emplea DEA para evaluar la eficiencia relativa y sus determinantes para 47 universidades públicas de Argentina. Se ha procedido en dos etapas: la primera de ella, se utiliza un modelo DEA-BCC para determinar los *scores* de eficiencia y se los ha corregido mediante *bootstrap* determinando el sesgo de dicha estimación. En la segunda de ella, se ha realizado una regresión truncada con *bootstrap* (algoritmo N°1 con 1500 replicaciones) con el fin de determinar qué

factores explicarían la eficiencia. Ambos procesos siguen la metodología propuesta por Simar y Wilson (2000, 2007) y (Badunenko y Mozharovskyi, 2016).

Los resultados de la primera etapa han demostrado la existencia de cierto nivel de ineficiencia en los productos que resultan de la universidad. Se demostró la importancia de tener en cuenta la corrección de los *scores* de eficiencia mediante *bootstrap* pues las estimaciones (sin corregirlas) podrían resultar sobre-estimadas. La media del *score* de eficiencia es de 0,816 (primer caso sin *bootstrap*) donde se tiene presente la totalidad de universidades y 0,523 (segundo caso con *bootstrap*) donde únicamente se encuentran 38 universidades. El 21% de las universidades eficientes se encuentran en la Región metropolitana (incluye Capital Federal) y para el primer caso. Lo anterior indica que es posible incrementar la eficiencia si se piensan en políticas que tiendan a mejorar los productos considerados: graduados, impacto de las publicaciones de los docentes investigadores, la extensión y vinculación universitaria mediante la participación en programas de voluntariado y redes internacionales. Por otro lado, este trabajo no sólo evalúa la eficiencia relativa de las universidades nacionales, sino que expone algunos determinantes de la misma. Mediante una regresión truncada con *bootstrap* se ha encontrado que el ratio de mujeres egresadas/ estudiantes mujeres (mayor esfuerzo, hábito de estudio, dedicación y el 62% de los egresados del año 2013 han sido mujeres) y docentes con doctorados ayudan a mejorar la eficiencia (mejoran el nivel y la calidad de las investigaciones que se realizan en las universidades), mientras que la variable que involucra el presupuesto por alumno lo hace de manera contraria. Respecto a esto último, debe recalarse que la determinación de una relación causal estricta puede ser difícil. Las universidades eficientes pueden atraer más fondos de terceros. También, las universidades con una mayor proporción de financiamiento externo pueden beneficiarse de más recursos financieros y mejorar su eficiencia. Por lo tanto, como se resaltó anteriormente, esto no implica imponer nuevas restricciones de financiamiento para las universidades nacionales, sino por el contrario direccionar el mismo para una mejora sostenible en la cantidad de graduados, más doctores profesores, mayor investigación de calidad, mayor extensión y vinculación universitaria. Por otro lado, las variables relacionadas a la localización, la composición de facultades y la antigüedad no han resultado significativas. Para ver la robustez de los resultados, se estimó los *scores* de eficiencia con 2 especificaciones distintas de productos e insumos y se estimaron 3 modelos truncados en la segunda etapa con distintas variables contextuales. Debido a la

carencia de información más detallada y desagregada respecto de las universidades, de métodos nuevos y alternativos para chequear la robustez de la estimación en modelos DEA, los resultados deben interpretarse con cuidado considerando estas restricciones. Más allá de lo anterior, el trabajo, es pionero en tratar de explicar los factores que contribuyen a la eficiencia en las universidades nacionales y debe ser profundizado utilizando otros modelos de DEA (DEA aditivo, *Network* DEA, por ejemplo), con distintos productos, insumos y variables contextuales en la segunda etapa.

REFERENCIAS

- Agasisti, T., & Johnes, G. (2010). Heterogeneity and the evaluation of efficiency: the case of Italian universities. *Applied Economics*, 42(11), 1365-1375.
- Agasisti, T., & Wolszczak-Derlacz, J. (2014). Exploring universities efficiency differentials between countries in a multi-year perspective: an application of *bootstrap* DEA and Malmquist index to Italy and Poland, 2001-2011. Institute for Research on Labor and Employment UC Berkeley Working Paper.
- Alberto, C. L. (2007). *Comparación de la eficiencia técnica de las Universidades públicas en Argentina*. Presentado en II Congreso Nacional y I Encuentro Latinoamericano de estudios comparados en educación. Buenos Aires. Recuperado de http://www.saece.org.ar/docs/congreso2/alberto_de_azcona.pdf
- Alberto, C. L., Carignano, C. y Ercole, R. (2010). Análisis de eficiencia de las universidades públicas en Argentina mediante métodos no paramétricos. *Educere et Educare – Revista de Educação*, 5(10), 1-11.
- Badunenko, O. & Mozharovskyi, P. (2016). Nonparametric frontier analysis using Stata. *The Stata Journal*. 16(3), 550-589.
- Badunenko, O. & Tauchman, H. (2018). Simar y Wilson two-stage efficiency analysis for stata. *FAU discussion paper*. N° 8. F. A. Universität Erlangen-Nürnberg. Institute for Economics, Erlangen.
- Banker, R. D., Charnes, A. & Cooper, W.W. (1984). Some models for estimating technical and scale inefficiencies in Data Envelopment Analysis. *Management Science*, 30(9), 1078-1092.
- Barra, C.; Lagravinese, R. & Zotti, R (2015). Explaining (in)efficiency in higher education: a comparison of parametric and non-parametric analyses to rank universities. MPRA Paper N° 67119.
- Bonaccorsi, A., & Daraio, C. (2005). Exploring size and agglomeration effects on public research productivity. *Scientometric*, 63(1), 87-120.
- Charnes, A., Cooper, W.W. & Rhodes, E. (1981). Evaluating program and managerial efficiency: An application of DEA to program follow through. *Management Science*, 27(6), 668-697.

- Charnes, A., Cooper, W.W. & Rhodes, E. (1978). Measuring the efficiency of decision making units. *European Journal of Operational Research*, 2(6), 429-444.
- Coria, M. (2008). *Eficiencia técnica de las universidades argentinas de gestión estatal*. Trabajo presentado en XLIII Reunión Anual de la Asociación Argentina de Economía Política, Córdoba. Recuperado de <http://www.aaep.org.ar/anales/works/works2008/coria.pdf>
- Dyson, R.G., Allen, R., Camanho, A.S., Podinovski, V.V., Sarrico, C.S., and Shale, E.A., (2001) Pitfalls and Protocols in DEA. *European Journal of Operational Research*, 132, 245-259.
- Farrell, M.J. (1957). The measurement of productive efficiency. *Journal of Royal Statistical Society*, 120, 253-290.
- García de Fanelli, A. (2002). *Universidad pública y asignación de fondos, los desafíos de la complejidad organizacional y productiva*. (Tesis Doctoral). Facultad de Ciencias Económicas, Universidad de Buenos Aires. Buenos Aires.
- Gaymer Cortes, M. y Salas Opazo V. (2013). *Eficiencia y Calidad en las universidades chilenas*. Recuperado de http://www.economia.usach.cl/index.php/documentos-de-trabajo/item/download/64_222dbb46d95a0fc15c9db57b4cee82c3.
- Gromov, A. (2017). The efficiency of russian higher education institutions and its determinants. *Working Paper N°40*. National Research University. Higher School of Economics.
- Johnes, J. (2006). Data Envelopment Analysis and Its Application to the Measurement of Efficiency in Higher Education. *Economics of Education Review*, 25, 273-288.
- Kempkes, G., and Pohl, C. (2010). The efficiency of German universities—some evidence from nonparametric and parametric methods. *Applied Economics*, 42 (16), 2063-2079.
- Knox Lovell, A. C. & Pastor J. T. (1995). Units invariant and translation invariant DEA models. *Operations Research Letters*, 18, 147-151.
- Koopmans, T. C. (1951). An analysis of production as an efficient combination of activities. In Koopmans, T. C. (Ed.) *Activity Analysis of Production and Allocation, Proceeding of a Conference* (pp.33-97). London: John Wiley and Sons Inc.
- Kuah, C.T & Wong, Y. W. (2011). Efficiency assessment of universities through data envelopment analysis. *Procedia Computer Science*, 3, 499-506.
- Núñez Castañeda, N. A. (2018). *Evaluación del desempeño de los académicos de la facultad de medicina de la Universidad de Chile*. (Tesis de maestría). Facultad de ciencias físicas y matemáticas. Universidad de Chile. Recuperado de: <http://repositorio.uchile.cl/bitstream/handle/2250/164011/Evaluaci>

ón-del-desempeño-de-los-Académicos-de-la-Facultad-de-Medicina-de-la-Universidad-de-Chile.pdf?sequence=1&isAllowed=y

Olivera, J. (1967). *La universidad como unidad de producción*. Trabajo presentado en la III Reunión Anual de la Asociación de Economía Política, Tucumán. Recuperado de

<http://www.aaep.org.ar/anales/works/works1967/olivera.pdf>

Pastor, J.T. (1996) Translation Invariance in DEA: A Generalization. *Annals of Operations Research* 66, 93-102.

Quiroga Martinez, F. (2015). *Medición de la eficiencia en universidades nacionales argentinas análisis de la variación en el periodo 2009-2011*. Trabajo presentado en el XXII Encuentro de Economía Pública. Universidad de Cantabria. España. Recuperado de https://editorialexpress.com/cgi-bin/conference/download.cgi?db_name=EEP2015&paper_id=109

Rhaïem, M. (2017). Measurement and determinants of academic research efficiency: a systematic review of the evidence. *Scientometrics*, 110(2), 581-615.

Secretaría de Políticas Universitarias (SPU) (2014). *Anuario estadísticas universitarias 2014*. Ministerio de Educación de la Nación. Recuperado de <http://portales.educacion.gov.ar/spu/investigacion-y-estadisticas/anuarios/>

Selim S. & Bursalioglu, S. (2015). Efficiency of Higher Education in Turkey: A Bootstrapped Two-Stage DEA Approach. *International Journal of Statistics and Applications*, 5(2), 56-67.

Simar, L. & Wilson, P. W. (1998). Sensitivity analysis of efficiency scores: How to bootstrap in nonparametric frontier models. *Management Science*, 44(1), 49-61.

Simar, L., & Wilson, P. W. (2007). Estimation and inference in two-stage, semi-parametric models of production processes. *Journal of Econometrics*, 136(1), 31-64.

Simar, L., & Wilson, P.W. (2000). A General Methodology for Bootstrapping in Non-parametric Frontier Models, *Journal of Applied Statistics*, 27(6): 779-802.

Simar, L. & Zelenyuk, V. (2011). Stochastic FDH/DEA estimators for frontier analysis. *Journal of Productivity Analysis*, 36(1), 1-20.

Thomé, F. Y Villareal, F. (2017). Análisis envolvente de datos. Un caso de estudio para una universidad argentina. *Estudios Gerenciales*, 33, 302-308.

Wooldridge, J. M. (2009). *Introducción a la econometría. Un enfoque moderno*, 4ta. Edición, Cengage Learning. México.

Wolszczak Derlacz, J. & Paterka, A. (2011). Efficiency of European public higher education institutions: a two-stage multicountry approach. *Scientometrics*, 89, 887-917.

ANEXO

GLOSARIO

Antigüedad: años de antigüedad de la institución universitaria.

docdoct: Cantidad de docentes que han logrado obtener su doctorado

EGREC: cantidad de egresados.

ESTU: cantidad de estudiantes por universidad.

EXCLUC: cantidad de cargos docentes con dedicación exclusivas.

facmed: una variable *dummy* que toma valor 1 si la universidad ofrece la carrera de Medicina y 0 en otro caso.

INVESTC: cantidad de publicaciones por afiliación establecidas en la base de datos de Scopus.

NODOC: cantidad de personas por escalafón no docente.

presupc: total de fuentes de financiamiento para el año 2013.

Transferencias devengadas en \$ per cápita.

PVC: cantidad de proyectos de voluntariados aprobados en la 8va convocatoria.

ratioEGREESTM: ratio entre (mujeres egresadas % /estudiantes mujeres %).

REDESC: cantidad de proyectos en los que las universidades coordinan o participan en redes (internacionalización universitaria).

región: variable *dummy* que toma valor 1 si la universidad se encuentra en la región metropolitana de Buenos Aires (incluye Capital Federal) y 0 en otro caso.

Variable	Obs.	Media	Std. Dev.	Min	Max
facmed	47	0,510	0,5052	0	1,00
region	47	0,2978	0.4622	0	1,00
docdoctor	47	254,59	457,067	0	2503,00
NODOC	47	1.025,277	2.025,603	36	13402,00
REDESC	47	9,7441	7,8753	1	30,00
PVC	47	14,617	18,925	1	112,00
EGREC	47	1637,66	3042,87	1	17130,00
INVESTC	47	3.687.915	9.248,496	1	57519,00
ESTU	47	29544,4	50300,9	571	319866,00
EXCLUC	47	440,255	475,109	1	2191,00
ratioEGREESTM	47	0.993	0,3218621	0	1,45
antigüedad	47	49,63	63,06	7	405
presupc	47	26167,9	17650,02	10070,94	130134,9

Tabla N° 3. Estadísticas descriptivas.

Fuente: Elaboración propia

	Intervalo de confianza (95% Percentil)								
	Mod. I			Mod. II			Mod. III		
Variables	Cf.	Inf.	Sup.	Cf.	Inf.	Sup.	Cf.	Inf.	Sup.
ratioEGREESM	-4,31***	-6,46	-2,19	4,4** *	-6,27	-2,44	3,93* **	-6,28	-1,98
presupc	0,00008**	9,23E-06	0,00178	0,00008**	0,00016	0,00169	0,00091**	0,000013	0,001674
docdoct	-0,004*	-0,0098	0,00065	0,0079*	0,0172	0,0007	0,00721**	0,014	0,00024
antigüedad	x	x	x	0,022	0,012	0,005	0,021	0,011	0,0427
facmed	x	x	x	x	x	x	0,1294	1,231	0,851
region	x	x	x	x	x	x	0,548	1,835	1,877
Wald Chi2	24,08			21,44			24,08		
Prob > chi2	0,0005			0,0003			0,0005		
nº de observaciones	27								
nº de DMUs Eficientes	20	Nota: ***, **, *: estadísticamente significativo al 1%, 5% y 10% respectivamente.							
nº de replicaciones de Bootstrap	1500								

Tabla 4 . Resultados Modelos de Regresión Truncada.
Simar y Wilson (2017). *Bootstrap*. Algoritmo N°1.
Fuente: Elaboración propia.